

Algoritmos Genéticos Guiados para Predicción de Incendios Forestales

Mónica Denham, Ana Cortés, Tomás Margalef, Emilio Luque

Departament d'Arquitectura de Computadors i Sistemes Operatius, E.T.S.E,
Universitat Autònoma de Barcelona, 08193-Bellaterra (Barcelona) España,
monica.denham@aomail.uab.es
{ana.cortes,tomas.margalef, emilio.luque}@uab.es

Abstract

In this work a methodology to improve forest fire prediction is proposed. For this purpose, we used an already developed fire simulator, called *fireLib*. Since one of the reasons why fire simulators are not able to exactly predict the fire evolution is the simulator input uncertainties, we proposed a tuning process based on a genetic algorithm (GA) to obtain an enhanced set of input parameters that provides an improved simulation. In order to reduce the big search space over which the GA operates, we introduce the use of some knowledge to guide the GA operations. We proposed two methods: a computational scheme and an analytical one. Both methods have been compared against not using any kind of knowledge and the results are very encouraging.

Keywords: Parallel computing, Forest fire prediction, Genetic algorithms, High performance computing.

Resumen

En este trabajo se propone una metodología para mejorar las predicciones de incendios forestales. Utilizando un simulador ya desarrollado, se utiliza un algoritmo genético para realizar una búsqueda efectiva de parámetros de entrada tal que estos parámetros logren una buena predicción. A esto se le agrega el uso de conocimiento disponible para guiar las operaciones del algoritmo genético y reducir el gran espacio de búsqueda donde opera dicho algoritmo. Se proponen 2 métodos para guiar dicho algoritmo, el método computacional y el método analítico, este último además intenta verificar los resultados del método computacional. Dichos métodos se comparan mediante un estudio experimental mostrando los resultados la ganancia que supone añadir guía a la búsqueda frente a no añadirla.

Palabras claves: Procesamiento paralelo, Predicción de incendios forestales, Algoritmos genéticos, Cómputo de alto rendimiento.

1 INTRODUCCIÓN

En los últimos años se han perdido miles de hectáreas forestadas debido a incendios forestales. Estos incendios son una gran amenaza tanto a nivel ecológico como así también económico en todo el mundo.

Estos incendios tienen grandes impactos en la naturaleza: aumento de la deforestación del planeta, pérdida de zonas naturales que contribuyen a la calidad del aire, pérdida de ejemplares de árboles, vegetales y animales que habitan en los mismos, contaminación del aire por la generación de humo en la combustión, contaminación de cursos de agua cercanos a los mismos, cambios en las propiedades de la tierra, inundaciones (por pérdida de permeabilidad de la tierra), pérdida de vidas humanas, etc. Todo esto amenaza y disminuye la calidad de vida humana, animal y vegetal.

A nivel económico, se pierden recursos maderables lo cual influye en distintos tipos de industrias, se pierden tierras cultivables, etc.

Las causas de estos incendios son diversas, pueden ser incendios naturales (debido a conjunción de factores como temporadas muy secas, temporadas calurosas, etc.) pero la mayoría son producidas por factores humanos (un 90% aproximadamente [5]).

En la actualidad existe gran esfuerzo por parte del hombre en la lucha contra estos incendios. Esta lucha se realiza desde dos aspectos: prevención y lucha contra el fuego en un incendio.

La tecnología es una herramienta muy importante tanto para la prevención como para la lucha contra el fuego en el momento de un incendio. Existe mucho trabajo en este campo, obteniéndose herramientas cada vez más precisas y eficaces. La informática no es la excepción a esto y hoy en día existen diversos simuladores de comportamiento del fuego. Estos simuladores suelen tomar como entradas el estado del frente del fuego en un instante de tiempo inicial, y el estado del entorno donde se desarrolla el incendio y tienen como salida el estado del incendio en un instante de tiempo posterior al inicial. Estos simuladores pueden variar en el formato de sus entradas y sus salidas, el tipo de usuario al que está dirigido, el o los modelos que implementan, etc. Pero el problema de la mayoría de estos simuladores es que no siempre sus resultados se corresponden con la real propagación del fuego.

Una de las fuentes de error son sus parámetros de entrada. Estos parámetros describen el tipo de combustible, el clima y la topografía del lugar donde se desarrolla el fuego. Algunos de estos parámetros no varían o lo hacen muy poco en tiempo y espacio (pendiente, el tipo de vegetación, por ejemplo). En cambio el viento, la humedad del combustible, son más dinámicos y pueden cambiar con el ciclo día-noche y con el clima. Esta última característica hace que sea más difícil disponer del valor correcto para estos parámetros en el momento de un incendio [5]. Además hay parámetros que no se pueden medir por lo tanto se deben utilizar estimaciones de los mismos, otros que deben ser interpolados ya que no se pueden medir en todos los puntos necesarios, los datos del terreno seguramente se actualicen con una cierta periodicidad por lo que es normal trabajar con datos antiguos, etc. [1].

En este trabajo, se intentará mejorar la precisión de las predicciones intentando mejorar la precisión en los valores de los parámetros de entrada: se intentará encontrar el mejor valor para cada uno de los parámetros para que, utilizados en el simulador, la simulación resultante sea correcta.

Es importante notar que los parámetros son numerosos y que cada uno de ellos tiene un dominio propio por el que puede variar. Por lo tanto, encontrar el mejor valor para cada uno de ellos se vuelve un trabajo muy complejo dado que la cantidad de combinaciones posibles es muy alto. A esto hay que agregar que, al tratarse de una predicción, la misma está limitada en el tiempo para que realmente sea útil. Entonces, es necesario hacer la búsqueda de forma eficiente y rápida para que la misma no penalice el tiempo del proceso de predicción.

Este trabajo se enmarca dentro de la ciencia computacional ya que utiliza las características físicas

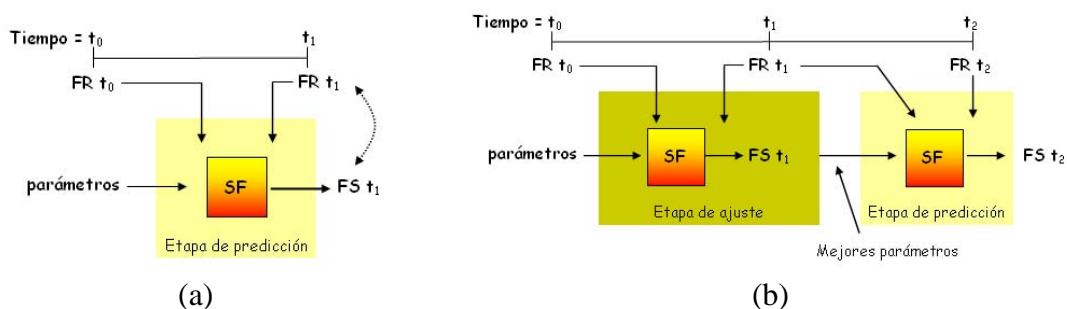


Figure 1: (a) Método clásico de predicción. (b) Método de predicción guiada por los datos.

del fuego que definen su forma de propagación, un modelo matemático que representa este comportamiento y distintas herramientas informáticas para implementar dicho modelo y utilizarlo en simulación de incendios forestales. Además, se utilizarán otras herramientas informáticas para optimizar la manipulación de información, y se utilizará dicha información para guiar la búsqueda del algoritmo genético y converger de forma rápida a buenas soluciones.

En la sección siguiente se mostrará la predicción clásica y la predicción en dos etapas la cual mejora a la predicción clásica. En la sección 3 se mostrará la forma en que se obtiene conocimiento a partir del mapa disponible del progreso del incendio hasta un instante de tiempo determinado. En la sección 4 se comentarán las principales características del algoritmo genético y los dos métodos propuestos para guiar la búsqueda de dicho algoritmo. La sección 5 mostrará la experimentación y los resultados obtenidos, y por último, la sección 6 muestra las conclusiones.

2 PREDICCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES

Clásicamente, la predicción de incendios se realiza utilizando algún simulador de fuego (SF) [3] [6] [8] [7] [4] y como entradas se utilizan el estado del incendio real (FR) en el instante inicial (lo llamamos t_0) y un conjunto de parámetros y como resultado se obtiene el estado del frente del fuego en un instante de tiempo posterior ($FS\ t_1$). Este método clásico de simulación se muestra en la figura 1 (a).

Una vez que se obtiene la predicción ($FS\ t_1$) se compara con el estado del frente del fuego real ($FR\ t_1$) para medir la calidad de la predicción. Este método tiene como ventajas la simplicidad y que los recursos que necesita son pocos (tanto en información como en procesamiento). Pero tiene la gran desventaja de depender de la calidad de la única combinación de parámetros de entrada que se utiliza. Y como hemos mencionado anteriormente, no siempre se dispone de los valores correctos para los parámetros.

En este trabajo se utiliza una estrategia de predicción que pretende mejorar el método clásico. En este método, se agrega una etapa previa a la etapa de predicción para encontrar distintas combinaciones de parámetros de entrada que logren buenas simulaciones. En esta etapa, la calidad de la simulación obtenida para una determinada combinación de los parámetros de entrada del simulador determinará una retroalimentación que permitirá mejorar paso a paso los valores de los parámetros.

Este método está formado por 2 etapas (figura 1 (b)): etapa de ajuste y de predicción. En la etapa de ajuste, se trata de determinar valores para los parámetros tales que logren una buena simulación del instante de tiempo t_0 a t_1 . Para esto, se utiliza el simulador con la línea de fuego en el instante t_0 ($FR\ t_0$) y los parámetros de entrada. El simulador retorna la línea de fuego simulada para el instante t_1 ($FS\ t_1$). Este línea de fuego es comparada con la línea de fuego real en el instante t_1 ($FR\ t_1$) y, dependiendo del resultado de esta comparación, se irán buscando los valores para los parámetros que

mejoren los resultados de la simulación. Una vez concluida la etapa de ajuste, se elige el conjunto de parámetros que logren la mejor simulación para t_1 y se utilizará como entrada del simulador junto con la línea de fuego real en el instante t_1 ($F Rt_1$) para predecir el estado del incendio en el próximo instante de tiempo t_2 ($F St_2$).

Esta forma de enfocar la predicción en 2 etapas, fue inicialmente definida por B. Abdalhaq en [1]. Sin embargo, en dicho trabajo la etapa de ajuste no estaba diseñada para permitir guiar la sintonización de los parámetros de entrada en función del conocimiento de la evolución del fuego real. Nuestra propuesta supone mejorar la etapa de ajuste acotando el espacio de búsqueda en función del conocimiento extraído de la propia evolución del fuego real. La estrategia escogida para obtener dicho conocimiento se describe en la siguiente sección.

3 OBTENCIÓN DEL CONOCIMIENTO

El modelo matemático de comportamiento del fuego propuesto por Rothermel [9] es uno de los modelos más utilizados en este campo. La mayoría de los simuladores de incendios forestales implementan dicho modelo [5]. Éste calcula el índice de máxima propagación y la intensidad de reacción del fuego a partir de las características del entorno donde se desarrolla el fuego.

Dicho modelo tiene como parámetros las características del entorno donde se desarrolla el fuego, las características del clima y de la vegetación. En este trabajo se utiliza el simulador *fireLib* que implementa el modelo matemático de Rothermel y que tiene como parámetros: grados de inclinación y orientación de la pendiente, tipo de vegetación que actuará como combustible, humedad del combustible herbáceo vivo, humedad del combustible herbáceo muerto (en tres momentos distintos), dirección y velocidad en que corre el viento [4].

De los distintos parámetros del modelo matemático de comportamiento del fuego, el viento y la pendiente determinan la dirección de máxima propagación del fuego. La pendiente es un parámetro que se asume que no varía en espacio y tiempo y que es un dato que se conoce al momento de la simulación. En cambio el viento, es uno de los parámetros más dinámicos, cambia constantemente y en el microclima generado por un incendio lo hace de forma aún más significativa. La dirección y velocidad del viento son los parámetros de entrada de los cuales se intenta encontrar su valor más preciso para generar una buena simulación.

Como se puede observar en la figura 1 (b) una entrada al método es el mapa del incendio en el instante t_1 ($F Rt_1$). Esta información es requerida por el método por lo tanto se dispone de ella. Entonces, se puede utilizar el conocimiento que brinda el avance del fuego hasta el instante t_1 con el objetivo de descubrir las características de la propagación real (dirección y velocidad de máxima propagación). Entonces, con estos datos, se puede descubrir las características del viento que, combinadas con las características de la pendiente, obtengan la propagación observada. En la figura 2 (a), (b) y (c) se muestran los pasos de dicho proceso.

En este trabajo se utilizará un algoritmo genético para intentar realizar la búsqueda de una forma efectiva. Además, se intentará guiar dicho algoritmo basándonos en el conocimiento aportado por el análisis del mapa hasta el instante t_1 como se explicó anteriormente. En la próxima sección se explicarán las principales características del algoritmo genético utilizado y cómo se realizará la guía para obtener mejores resultados y de forma más rápida.

4 ALGORITMO GENÉTICO GUIADO

El algoritmo genético se basa en la evolución natural, donde se tiene una población de individuos la cual evoluciona sobreviviendo los individuos mejor adaptados a su ambiente. Para obtener las

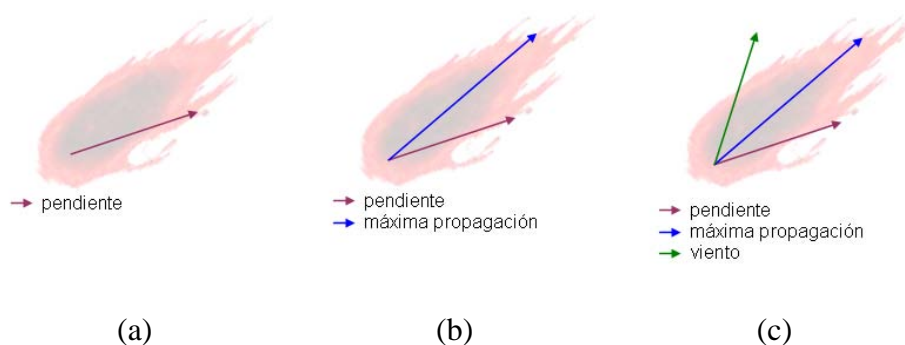


Figure 2: (a) Mapa real t_1 y efecto de la pendiente. (b) Obtención de las características de máxima propagación a partir del mapa en el instante t_1 . (c) Cálculo del efecto del viento necesario para dicha propagación y la pendiente específica para el caso.

sucesivas generaciones se realizan tres operaciones sobre los individuos: *selección*, *cruzamiento* y *mutación*. Dichas operaciones hacen que las propiedades de los individuos bien adaptados al ambiente se transmitan de generación en generación, obteniendo así individuos los cuales tienen cada vez mejores propiedades. Existen diversas técnicas para cada una de estas operaciones. A continuación se explicará muy brevemente cómo se realiza cada una de ellas en este trabajo.

En nuestro dominio de trabajo, un individuo es una asignación específica de valores para cada uno de los siguientes parámetros: humedad del combustible vivo, humedad del combustible muerto pasada 1 hora, pasadas 10 horas y pasadas 100 horas, y dirección y velocidad del viento. Una población será un conjunto de individuos. Para nuestra aplicación, que un individuo esté bien adaptado a su ambiente es que el mapa resultante de la simulación utilizando dicho individuo de un mapa similar al mapa real. Dado que *fireLib* identifica los terrenos como mapas divididos en celdas, nuestra función de semejanza determina el grado de similitud del mapa real y el simulado en base a las celdas diferentes de ambos mapas. Dicha función la llamaremos función de error.

En la *selección* se elijen los individuos que se utilizarán como padres para crear a los individuos hijos que formarán parte de la próxima generación. Esta operación tiene como propiedad que los individuos mejor adaptados a su ambiente tienen más probabilidades de ser elegidos. A esta operación se le puede agregar *elitismo* donde los mejores j ($j > 0$) individuos forman parte directamente de la próxima generación.

La operación de *cruzamiento* se utiliza para obtener nuevos individuos a partir de los individuos padres. Se define un punto de cruzamiento aleatorio y se intercambian los valores de los padres a partir de dicho punto para formar a los 2 hijos.

La *mutación* consiste en modificar el valor de alguna de las características por algún otro valor válido. Esto se realiza bajo una probabilidad y para cada una de las características de los individuos hijos. Como en la naturaleza, esta probabilidad es baja.

El objetivo de estas 2 últimas operaciones es garantizar variabilidad y evitar caer en máximos o mínimos locales.

Como se propone en la sección anterior, se utilizará el conocimiento aportado por el avance del fuego real para determinar las características ideales del viento para lograr la propagación real. Se modificarán las operaciones de elitismo y de mutación para forzar la asignación de valores que ayudarán a encontrar la misma dirección y velocidad de propagación que la encontrada en el mapa real.

En este trabajo se proponen 2 técnicas para guiar la búsqueda: computacional y analítico. En las próximas subsecciones se explicarán brevemente cada uno de ellos.

4.1 Método Computacional

Este método utiliza información de distintas propagaciones para distintas configuraciones de viento, pendientes y humedades para generar una base de datos de casos genéricos de propagación. Con esta información se elige el comportamiento del fuego que más se aproxime a la propagación real observada hasta t_1 para una pendiente determinada y utiliza las características del viento para guiar el algoritmo genético.


Esta técnica es totalmente independiente del simulador utilizado. La obtención de las mejores características del viento se realiza una sola vez al comienzo de la etapa de ajuste, antes de evolucionar la población.

Como en la base de datos no se puede tener todos los casos de propagaciones, se tiene en cuenta que los datos retornados corresponden a la propagación más parecida (difícilmente sea igual) por lo que los datos retornados no serán utilizados como valores absolutos, sino que definirán un subrango dentro del rango válido para la dirección y la velocidad del viento.

La figura 3 muestra algunos registros de la base de datos que utiliza el método. Los datos almacenados son: modelo de vegetación, pendiente del terreno, dirección de propagación del fuego, velocidad de propagación del fuego, distancia recorrida, y por último los datos del viento: dirección y velocidad.

Si por ejemplo se tiene un fuego en un terreno con 45° de inclinación, modelo de vegetación 7, y el mapa muestra que la máxima propagación se produjo a 45° y a una velocidad de 20 pies por minuto, entonces, según los datos de la figura 3 el registro elegido muestra un viento de 9 pies por minutos a una dirección de 45° . Luego estos datos se utilizarán para acotar el rango de variación de la dirección del viento y el de su velocidad.

Estos rangos acotados se utilizarán en la operación de mutación del algoritmo genético, en vez de mutar los valores por otro aleatorio se tomará un número también aleatorio pero en un rango mucho más pequeño (10° aproximadamente) con centro en el valor retornado. Lo mismo sucede con la velocidad, la cual variará en un nuevo rango de amplitud de 4 millas por hora con centro igual al encontrado en la tabla. La amplitud de los nuevos rangos es configurable antes de cada simulación.



| modelo | pendiente | dirección | velocidad | distancia | dirección viento | velocidad viento |
|--------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------------|------------------|
| 7 | 0.99 | 0.00 | 82.84 | 180.44 | 0.00 | 21.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 82.84 | 180.44 | 0.00 | 24.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 82.84 | 180.44 | 0.00 | 27.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 82.84 | 180.44 | 0.00 | 30.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 24.55 | 78.73 | 45.00 | 0.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 23.69 | 65.61 | 45.00 | 3.00 |
| 7 | 0.99 | 0.00 | 16.65 | 39.36 | 45.00 | 6.00 |
| 7 | 0.99 | 45.00 | 21.39 | 64.95 | 45.00 | 9.00 |
| 7 | 0.99 | 45.00 | 31.21 | 92.79 | 45.00 | 12.00 |
| 7 | 0.99 | 45.00 | 41.71 | 129.91 | 45.00 | 15.00 |

Figure 3: Datos almacenados en la base de datos para el método Computacional. La pendiente está expresada en radianes.

4.2 Método Analítico

El método analítico se basa en el conocimiento exhaustivo del modelo analítico de propagación del fuego implementado en el simulador para descubrir la dirección de máxima propagación del fuego con el objetivo de obtener los valores para el viento. Este método depende del simulador ya que se basa en sus operaciones y será más exacto ya que determinará para cada uno de los individuos la

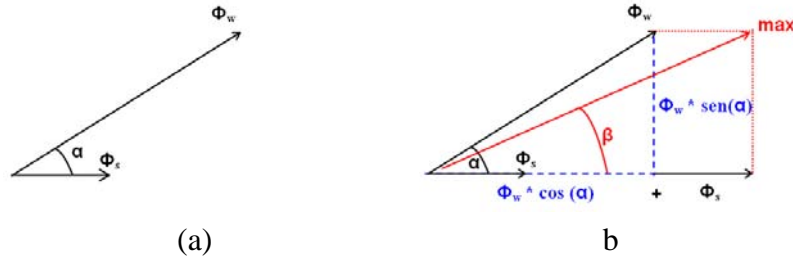


Figure 4: (a) Vectores de efecto y dirección del viento y de la pendiente. (b) Composición del vector de propagación a partir de los vectores del viento y de la pendiente.

dirección y velocidad del viento ideales para lograr la propagación real. Este método se utiliza para validar al método computacional.

El estudio del simulador nos permitió observar cómo implementa el modelo de Rothermel y específicamente cómo determina la dirección y velocidad de máxima propagación. Sea Φ_w el efecto del viento, Φ_s el efecto de la pendiente y α la diferencia entre la dirección del viento y la dirección hacia donde sube la pendiente (figura 4 (a)). Por propiedades trigonométricas se suman ambos vectores para componer un tercer vector que determina el ángulo de máxima propagación y el índice de propagación (en la figura 4 (b) β y max respectivamente). Este nuevo vector tiene altura igual a $\sin(\alpha) * \phi_w$ y base igual a $\cos(\alpha) * \phi_w + \phi_s$, y ángulo β definido por estos dos vectores.

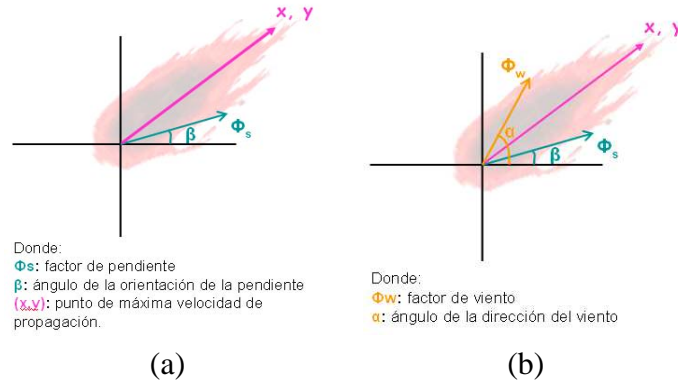


Figure 5: (a) Conocimiento disponible: datos pendiente y propagación real. (b) Obtención del ángulo y efecto del viento.

La figura 5 muestra cómo se trabaja en este método. De la propagación real del fuego se obtienen los datos de la pendiente (β y Φ_s) y el punto (x, y) que determina el punto de máxima propagación. Del esquema de la figura 5 (b) se tienen las siguientes ecuaciones:

$$x = \Phi_s * \cos(\beta) + \Phi_w \cos(\alpha) \quad (1)$$

$$y = \Phi_s * \sin(\beta) + \Phi_w \sin(\alpha) \quad (2)$$

Entonces, como se conocen x e y , es posible despejar de las ecuaciones 1 y 2 los datos del viento:

$$\Phi_w = \frac{x - \Phi_s \cos(\beta)}{\cos(\alpha)} \quad (3)$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{y - \Phi_s \sin(\beta)}{x - \Phi_s \cos(\beta)}\right) \quad (4)$$

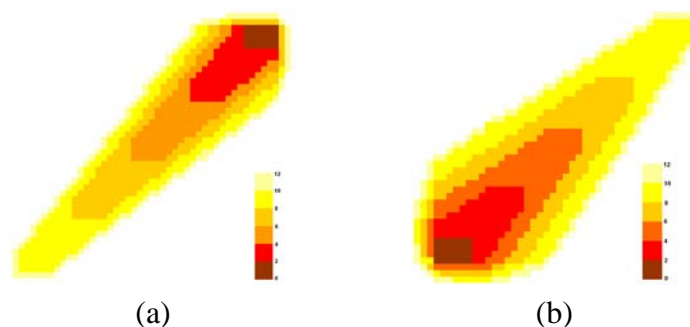


Figure 6: Mapas utilizados para las pruebas. (a) Mapa sintético 1. (b) Mapa sintético 2.

Una vez que se obtiene el valor de Φ_w , este valor es utilizado para obtener la velocidad del viento (en millas por hora) que se debería utilizar como parámetro para llegar al efecto del viento Φ_w en la simulación.

Las figuras y las ecuaciones están esquematizadas y simplificadas. Es importante considerar que tanto el efecto del viento como de la pendiente están atenuados por factores que dependen del tipo de combustible, humedades del combustible muerto, humedad del combustible vivo, etc. El cálculo de las ecuaciones (3) y (4) está representado trigonométricamente, sin incluir los cálculos que hace el simulador al modelizar a través de vectores estos fenómenos (viento, pendiente y propagación del fuego). Además no está incluida la propagación sin considerar viento y pendiente que también influyen en la propagación final obtenida.

Entonces, cuando se obtiene la simulación con cada individuo, se determina qué características debería tener el viento en dicho individuo para llegar a la propagación real. Estas características luego se utilizarán para guiar la mutación o el elitismo en la próxima generación. Cabe notar que en el caso de la mutación guiada, los valores calculados para los individuos padres son utilizados en los hijos, lo cual puede ser una fuente de error. Esto no sucede con el elitismo guiado ya que los individuos no se cruzan.

En la próxima sección se mostrarán resultados obtenidos con ambos métodos en dos casos de incendios.

5 EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Las pruebas realizadas tienen como objetivo analizar la ganancia de agregar conocimiento para guiar la mutación en los dos métodos propuestos y, en particular, el elitismo en el método analítico, del algoritmo evolutivo.

Para la experimentación se han utilizado dos mapas sintéticos (resultados de simulaciones utilizando *fireLib*) con el fin de validar la metodología propuesta. Para cada mapa se consideran los pasos de simulación que dependen de la duración del incendio. En ambos casos, se evalúan los pasos del minuto 2 al 4, del 4 al 6, del 6 al 8 y del 8 al 10, para el paso de ajuste y del minuto 4 al 6, del 6 al 8, del 8 al 10 para el paso de predicción. En ambos mapas, se considera el tipo de vegetación donde predominan arbustos pequeños con muchas ramas (modelo 7 en [2]). Los mapas de evolución de estos fuegos sintéticos se muestran en las figuras 6 (a) y (b).

Ambas pruebas comparten algunas características: para garantizar un cierto grado de diversidad en los individuos de las poblaciones se comienzan las ejecuciones (paso de ajuste del minuto 2 al 4) con poblaciones de 50 individuos con valores aleatorios uniformemente distribuidos en sus rangos de variación. En los siguientes pasos de simulación se utiliza la población evolucionada en el paso de

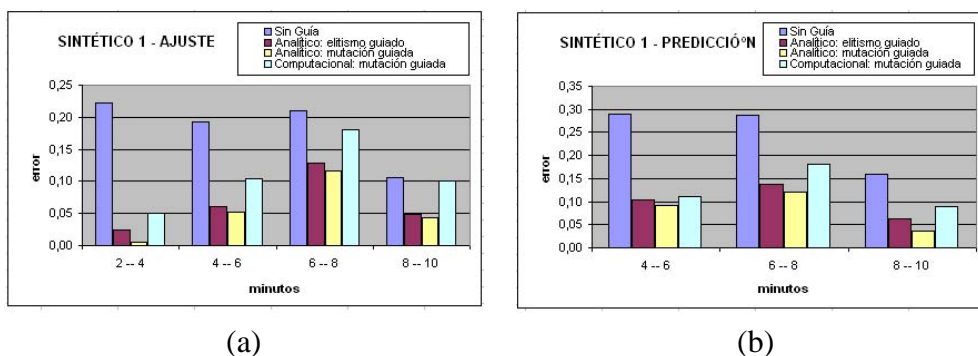


Figure 7: Mapa sintético 1: (a) Error paso de ajuste. (b) Error paso de predicción.

simulación anterior. Esto hace que se partan de individuos que han sido buenos en el paso anterior, los cuales deberían ser buenos en el paso siguiente de simulación. Además, los resultados obtenidos son el promedio de la ejecución del método para 5 poblaciones iniciales distintas.

Diversas pruebas del algoritmo genético permitieron observar que es en las primeras evoluciones donde el algoritmo se orienta a zonas del espacio de búsqueda con individuos que producen simulaciones con error bajo, y a partir de un cierto punto no conviene seguir evolucionando, pues el error decrece de forma insignificativa y no se justifica seguir iterando para obtener nuevas evoluciones. Por esto, se utilizan 5 pasos de evolución en cada una de las pruebas.

En el primer caso (mapa de la figura 6 (a)) el terreno es de 89 metros de ancho por 109 de largo y se encuentra en un terreno con pendiente de 18 grados. El terreno se divide en celdas de 1 metro cuadrado.

Las figuras 7 (a) y (b) muestran los resultados obtenidos con este mapa, en los pasos de ajuste y de predicción respectivamente. En ambos gráficos, el eje x muestra el paso de simulación y el eje y el error cometido con el mejor de los individuos de la población evolucionada. En los gráficos se muestran los resultados con los distintos métodos propuestos: algoritmo genético sin guiar la búsqueda, utilizando el método computacional para guiar la operación de mutación y utilizando el método analítico para guiar las operaciones de mutación y de elitismo.

Las figuras nos permiten ver que en todos los casos utilizar conocimiento para guiar la búsqueda disminuye el error tanto en los pasos de ajuste como en las predicciones. En todos los casos, el método analítico tiene mejores resultados si se los compara con el computacional, rasgo que es esperable ya que el método analítico calcula los mejores valores del viento para cada uno de los individuos de forma más precisa. En este caso se consideran todas las características del individuo que influyen en la propagación. En cambio en el computacional sólo se considera el avance del fuego real hasta el instante t_1 .

En el segundo caso el fuego se ha desarrollado como muestra la figura (6 (b)). El terreno es de 33,22 metros de largo por 27,12 de ancho. En este caso, el mapa se divide en celdas más pequeñas, de 0,30 metros cuadrados (1 pie cuadrado). El terreno tiene 27 grados de pendiente.

Las figuras 8 (a) y (b) muestran los resultados de la misma forma a los resultados del primer mapa. En este caso, el método analítico mejora el error de los individuos en todos los casos. Pero el método computacional no logra buenos resultados en el paso 2 a 4 y 4 a 6 de la etapa de ajuste. Para entender este comportamiento no esperado, se analizarán los resultados obtenidos para cada una de las poblaciones en los pasos de ajuste y de predicción para dicho mapa.

Las figuras 9 (a) y (b) muestran los resultados de cada población del paso de ajuste y las figuras 10 (a) y (b) muestran los resultados para el paso de predicción. En estas figuras sólo se muestran los resultados para el método sin guiar y para el método computacional que es donde se han observado

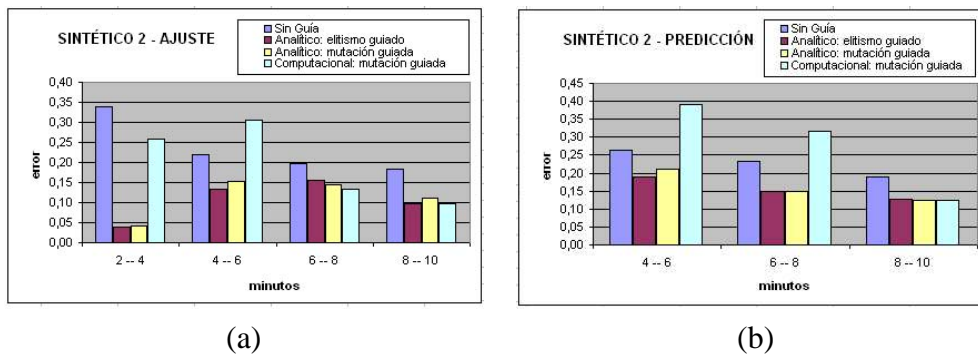


Figure 8: Mapa sintético 2: (a) Error paso de ajuste. (b) Error paso de predicción.

| Sin Guía - Ajuste | | | | | | |
|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| Paso | Pob 1 | Pob 2 | Pob 3 | Pob 4 | Pob 5 | Promedio |
| 2 - 4 | 0,49 | 0,57 | 0,29 | 0,20 | 0,15 | 0,34 |
| 4 - 6 | 0,39 | 0,26 | 0,15 | 0,19 | 0,11 | 0,22 |
| 6 - 8 | 0,44 | 0,22 | 0,07 | 0,18 | 0,07 | 0,20 |
| 8 - 10 | 0,45 | 0,16 | 0,05 | 0,16 | 0,09 | 0,18 |

(a)

| Método Computacional - Ajuste | | | | | | |
|-------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| Paso | Pob 1 | Pob 2 | Pob 3 | Pob 4 | Pob 5 | Promedio |
| 2 - 4 | 0,24 | 0,24 | 0,29 | 0,23 | 0,29 | 0,26 |
| 4 - 6 | 0,32 | 0,32 | 0,32 | 0,28 | 0,29 | 0,31 |
| 6 - 8 | 0,11 | 0,16 | 0,16 | 0,11 | 0,12 | 0,13 |
| 8 - 10 | 0,10 | 0,09 | 0,11 | 0,10 | 0,09 | 0,10 |

(b)

Figure 9: (a) Error para el paso de ajuste sin utilizar guía. (b) Error para el paso de ajuste utilizando el método computacional.

los comportamientos no esperados.

Entonces, observando los resultados para cada una de las poblaciones, se pudo observar que cuando no se guía la búsqueda, los resultados de las distintas poblaciones difieren mucho entre sí. Al contrario, cuando se guía la búsqueda con cualquiera de los métodos propuestos, el error cometido en las distintas poblaciones se mantiene estable entre las distintas poblaciones. Se puede observar cómo, si no se guía la búsqueda, se encuentran poblaciones con errores grandes y otras con errores muy pequeños, y estos últimos casos, disminuyen notablemente el error promedio obtenido.

Este análisis nos permite ver cómo cuando no se guía la búsqueda, la calidad de los resultados dependen de la suerte de la “bondad” tanto en los valores aleatorios de las poblaciones iniciales así como también de los valores aleatorios elegidos en las operaciones del algoritmo genético. Depender de esta suerte no es bueno en un problema como el nuestro donde la predicción quedaría sujeta a dicha suerte (¿qué ocurriría si, por ejemplo, trabajamos con una sola población y dicha población tiene el comportamiento de la población 2 en el paso de ajuste?). Pues esto hace ver que en un problema de predicción como el nuestro, garantizar que el algoritmo no depende de valores aleatorios sino que la búsqueda se orienta hacia zonas con buenos individuos es una buena característica.

Las figuras 10 (a) y (b) muestran los resultados de cada población del paso de predicción. Estos casos tienen las mismas características que las explicadas para el paso de ajuste, ya que se utilizan los

| Sin Guía - Predicción | | | | | | |
|-----------------------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| Paso | Pob 1 | Pob 2 | Pob 3 | Pob 4 | Pob 5 | Promedio |
| 4 - 6 | 0,39 | 0,39 | 0,24 | 0,20 | 0,10 | 0,26 |
| 6 - 8 | 0,43 | 0,25 | 0,17 | 0,25 | 0,07 | 0,23 |
| 8 - 10 | 0,44 | 0,16 | 0,09 | 0,17 | 0,09 | 0,19 |

(a)

| Método Computacional - Predicción | | | | | | |
|-----------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| Paso | Pob 1 | Pob 2 | Pob 3 | Pob 4 | Pob 5 | Promedio |
| 4 - 6 | 0,38 | 0,38 | 0,38 | 0,38 | 0,44 | 0,39 |
| 6 - 8 | 0,34 | 0,37 | 0,37 | 0,28 | 0,23 | 0,32 |
| 8 - 10 | 0,10 | 0,12 | 0,21 | 0,09 | 0,10 | 0,12 |

(b)

Figure 10: (a) Error para el paso de predicción sin utilizar guía. (b) Error para el paso de predicción utilizando el método computacional.

mejores individuos de dicho paso para realizar la predicción, por lo que es normal que suceda esto.

Por otro lado, observando los resultados del paso de predicción, para los 2 primeros instantes se observa que al utilizar un individuo (malo) encontrado en la etapa de ajuste resulta una mala predicción. Por eso es normal los errores encontrados en las predicciones.

Analizando los resultados obtenidos, se puede determinar la ganancia (o pérdida) obtenida para cada uno de los métodos de guía con respecto al método sin guiar la búsqueda. Comparando los resultados de los 2 mapas, se determina que para el paso de ajuste, el método computacional tiene una reducción del 26,26% del error, el método analítico guiando la mutación tiene una reducción del error del 58,07% y guiando el elitismo, reducimos un 55,69% el error. A su vez, para el paso de predicción se tiene que se reduce un 15,24% usando el método computacional, un 48,91% guiando la mutación con el método analítico y un 45,50% guiando el elitismo también con este último método. Esto nos permite ver que ambos métodos reducen el error en los dos pasos del método de predicción (ajuste y predicción).

6 CONCLUSIONES

Este trabajo permitió ver que una de las causas de la falta de precisión de los resultados de los simuladores es la imprecisión de los parámetros de entrada. Por lo tanto, una de las formas de mejorar la calidad de las simulaciones consiste en mejorar la calidad de los parámetros de entrada.

En este trabajo se propone utilizar un algoritmo genético para realizar una búsqueda eficiente de buenos valores para los parámetros de entrada (valores que obtengan buenas simulaciones). A este algoritmo genético, se le agrega la utilización de conocimiento en el paso de ajuste para guiar la elección de valores en las operaciones del algoritmo genético. Estas modificaciones permiten guiar al algoritmo genético para que se exploren zonas del espacio de búsqueda que contengan buenos individuos y no explorar zonas que den simulaciones alejadas de la realidad.

Con estas guías se han hecho distintas experimentaciones para comparar los resultados. Estas experimentaciones han mostrado que el método computacional y el analítico dan buenos resultados, pues disminuyen en la mayoría de los casos el error de las simulaciones. El método analítico muestra mejores resultados lo cual es esperable dado que se calculan las características del viento para cada individuo. El procesamiento de esto no es más que realizar una secuencia de operaciones por

cada individuo después de cada simulación. A su vez, el método computacional agrega una fase de “searching” en una base de datos de comportamientos del fuego de forma eficiente para minimizar el impacto en tiempo de cómputo requeridos.

Los resultados obtenidos han mostrado que el comportamiento del método computacional sigue el mismo patrón de comportamiento que el método analítico lo que nos permite validar dicha estrategia.

Una característica que se pudo apreciar es que al no guiar la búsqueda, los resultados de las evoluciones utilizando distintas poblaciones difieren bastante en el error cometido. Esto no es favorable en un problema donde se buscan buenas predicciones, ya que al final la calidad de la predicción puede depender de la calidad de los valores elegidos aleatoriamente.

REFERENCES

- [1] Abdalhaq B. A methodology to enhance the Prediction of Forest Fire Propagation. Tesis Doctoral. Universitat Autònoma de Barcelona (España). Junio 2004
- [2] Hal E. Anderson. Aids to Determining Fuel Models For Estimating Fire Behaviour Intermountain Forest and Range Experiment Station Ogden, UT 84401. General Technical Report INT.122. April 2002.
- [3] Andrews P.L. BEHAVE: Fire Behavior prediction and modeling systems - Burn subsystem, part 1. General Technical Report INT-194. Ogden, UT, US Department of Agriculture, Forest Service, Intermountain Research Station. pp. 130. 1986.
- [4] Bevins C. D. FireLib User Manual & Technical Reference. 1996. Disponible en: <http://www.fire.org/downloads/fireLib/1.0.4/firelib.pdf>. Accedido en enero de 2006.
- [5] Bianchini G. Wildland Fire Prediction based on Statistical Analysis of Multiple Solutions. Tesis Doctoral. Universidad Autónoma de Barcelona. España. Julio de 2006.
- [6] Finney M. A. FARSITE: Fire Area Simulator-model development and evaluation. Res. Pap. RMRS-RP-4, Ogden, UT: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. pp. 47. 1998.
- [7] FIRE.ORG - Public Domain Software for the Wildland fire Community. <http://www.fire.org>. Accedido en mayo 2007.
- [8] Reinhardt E.D., Keane R. E., Brown J.K. First Order Fire Effects Model: FOFEM 4.0, User's Guide. General Technical Report INT-GTR-344. 1997.
- [9] Rothermel R. C. A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. USDA FS, Ogden TU, Res. Pap. INT-115, 1972.